

ASIGNACIÓN DE CAMAS HOSPITALARIAS, UNA MIRADA DESDE EL
DISEÑO DE EXPERIMENTOS

DIEGO HERNÁN MOSQUERA SALAMANCA

Trabajo de grado para optar el título de especialista en Estadística Aplicada.

Orientador

MARTHA TATIANA PAMELA JIMENEZ VALDERRAMA

FUNDACIÓN UNIVERSITARIA LOS LIBERTADORES

DEPARTAMENTO DE ESTADÍSTICA

ESPECIALIZACIÓN EN ESTADÍSTICA APLICADA

BOGOTÁ, D. C.

2017

NOTA DE ACEPTACIÓN

Nombre director, orientador, asesor


Firma jurado (Nombres)

Firma jurado (Nombres)

Bogotá, D.C. Junio, 16, 2017



Las directivas de la Fundación Universitaria los Libertadores, los jurados calificadores y el cuerpo docente no son responsables por los criterios e ideas expuestas en el presente documento. Estos corresponden únicamente a los autores.



Dedicado a mi esposa, mi hijo y mis padres...

CONTENIDO

RESUMEN.....	9
Palabras clave:	9
1. CAPÍTULO 1	10
1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	10
1.2. FORMULACIÓN	10
1.3. OBJETIVO GENERAL.....	10
1.4. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	10
1.5. JUSTIFICACIÓN	11
1.6. PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN	13
2. CAPÍTULO 2	14
2.1. MARCO DE REFERENCIA	14
2.1.2. La asignación de camas.....	14
3. CAPÍTULO 3	16
3.1. MARCO TEÓRICO	16
3.1.1. Contexto histórico del diseño de experimentos.....	16
3.1.2. ¿Qué es el diseño de experimentos?	16
3.1.3. Conceptos claves en el diseño de experimentos	17
3.1.4. El proceso de experimentación	18
3.1.5. Diseños factoriales.....	18
3.1.6. Diseño factorial por bloques	20
4. CAPITULO 4	22
4.1. MARCO METODOLÓGICO.....	22
4.1.1. Obtención de los datos.....	22
4.1.2. Método de selección de los bloques	23
4.1.3. Análisis clúster	24
4.1.4. Elección de los factores	25
4.1.5. El problema de asignación de camas hospitalarias.....	25
4.1.5.1. Problema	25
4.1.5.2. Supuestos.....	25
4.1.5.3. Pruebas a realizar	25
4.1.6. Instrumentos para el desarrollo del trabajo.....	26

5. CAPÍTULO 5	27
5.1. ANÁLISIS Y RESULTADOS.....	27
5.1.1. Previo al planteamiento del problema.....	27
5.1.2. Planteamiento del problema.....	28
5.1.3. Re-planteamiento del problema.....	33
6. CAPÍTULO 6	38
6.1. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	38
6.1.1. Conclusiones.....	38
6.1.2. Recomendaciones.....	38
REFERENCIAS	40



LISTA DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1. Gráfica IMR de la variable tiempo.....	11
Ilustración 2. Gráfica de caja de la variable tiempo.....	12
Ilustración 3. Histograma de la variable tiempo.....	12
Ilustración 4. Flujo de un paciente a través de una clínica.	15
Ilustración 5. Caracterización del proceso de asignación de la cama.....	15
Ilustración 6. Etapas del proceso de experimentación.....	18
Ilustración 7. Diagrama de flujo para la obtención de los datos	22
Ilustración 8. Cronograma ejecutado para la obtención de los datos.....	23
Ilustración 9. Diagrama de árbol- dendograma	24
Ilustración 10. Gráfica de dispersión de las variables.....	27
Ilustración 11. Dendograma de agrupación de los pagadores.	28
Ilustración 12. Gráfico de cajas de los bloques del modelo.....	29
Ilustración 13. Prueba de normalidad para los residuales.....	31
Ilustración 14. Prueba de igualdad de varianzas para los residuales.	31
Ilustración 15. Gráficas de los residuales.....	32
Ilustración 16. Prueba de normalidad para los residuales.....	35
Ilustración 17. Prueba de igualdad de varianzas para los residuales.	35
Ilustración 18. Gráficas de los residuales.....	36
Ilustración 19. Efectos principales para la variable respuesta.....	36
Ilustración 20. Interacción de los factores para la variable respuesta.	37

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Términos clave en el diseño de experimentos.....	17
Tabla 2. Tiempo de asignación de cama hospitalaria para 36 pacientes.....	29
Tabla 3. Análisis de varianza para el tiempo de asignación.....	30
Tabla 4. Tiempo de asignación de cama hospitalaria para 36 pacientes.....	33
Tabla 5. Análisis de varianza para el tiempo de asignación.....	34

GLOSARIO

CAMAS HOSPITALARIAS: Corresponde a la capacidad instalada disponible en una institución prestadora de salud para atender pacientes en el servicio de hospitalización.

DIAGRAMA DE GANTT: Representación gráfica y ordenada de las actividades a llevar a cabo en un cronograma.

IPS: Institución prestadora de salud.

PAGADOR: Es el responsable del pago de los servicios de salud (cuentas de los pacientes), para el contexto del presente escrito se tienen en cuenta los pagadores del tipo (EPS, ARP, Entidades adaptadas, Direcciones territoriales de salud).

PROCESO: Es un conjunto de actividades lógicas y sistemáticas que transforman una o varias entradas en una salida.

UCI: Unidad de cuidados intensivos.

VARIACIÓN: En el contexto del mejoramiento de procesos, corresponde a la dispersión que tiene una variable objeto de estudio, indica fallas en el funcionamiento del proceso.

RESUMEN

La salud en Colombia es un sistema lleno de restricciones y variables que agregan complejidad a la prestación de servicios a los pacientes, la necesidad de hospitalización de los pacientes puede traducirse como la manera de destrabar los servicios de mayor complejidad y de esta manera liberar capacidad en los otros servicios de una IPS. El presente escrito estudia una visión del problema de asignación de camas hospitalarias desde una perspectiva de la estadística aplicada, se describe el contexto y la obtención de los datos, se presenta un experimento factorial por bloques 3^k y se presentan las conclusiones.

Palabras clave:

- Asignación de camas hospitalarias.
- Diseño factorial por bloques.
- Diseño de experimentos.
- Hospitalización
- Salud
- Mejoramiento de procesos
- Variación

1. CAPÍTULO 1

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Los servicios de hospitalización en una IPS pueden verse desde dos ópticas:

- Perspectiva del paciente: Por lo general el ciclo de atención de un paciente culmina en su hospitalización, cuando no existe agilidad entre el movimiento entre los servicios que consume un paciente, es éste quien sufre fallas en su atención y por lo tanto en su recuperación.
- Perspectiva del prestador de servicios de salud: El impacto de las falencias en la asignación de camas es crítico, ya que se generan cuellos de botella en los servicio de atención primaria (urgencias, cuidados intensivos), éstas demoras se traducen en “tener pacientes en el lugar equivocado”, lo que conlleva a situaciones más complicadas como el encarecimiento de las cuentas de los pacientes, el uso inadecuado de la capacidad instalada y, a largo plazo, la viabilidad financiera de una institución prestadora de salud.

1.2. FORMULACIÓN

Los resultados del estudio “*Asignación de camas hospitalarias, una mirada desde el diseño de experimentos*” permitirán a la IPS objeto del estudio tomar decisiones en función de la planeación de sus recursos y la disposición de su proceso de asignación de camas.

1.3. OBJETIVO GENERAL

Determinar los factores y su influencia en el proceso de asignación de camas en la IPS objeto de estudio; para mejorar el servicio desde la perspectiva del paciente y la institución prestadora de salud.

1.4. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

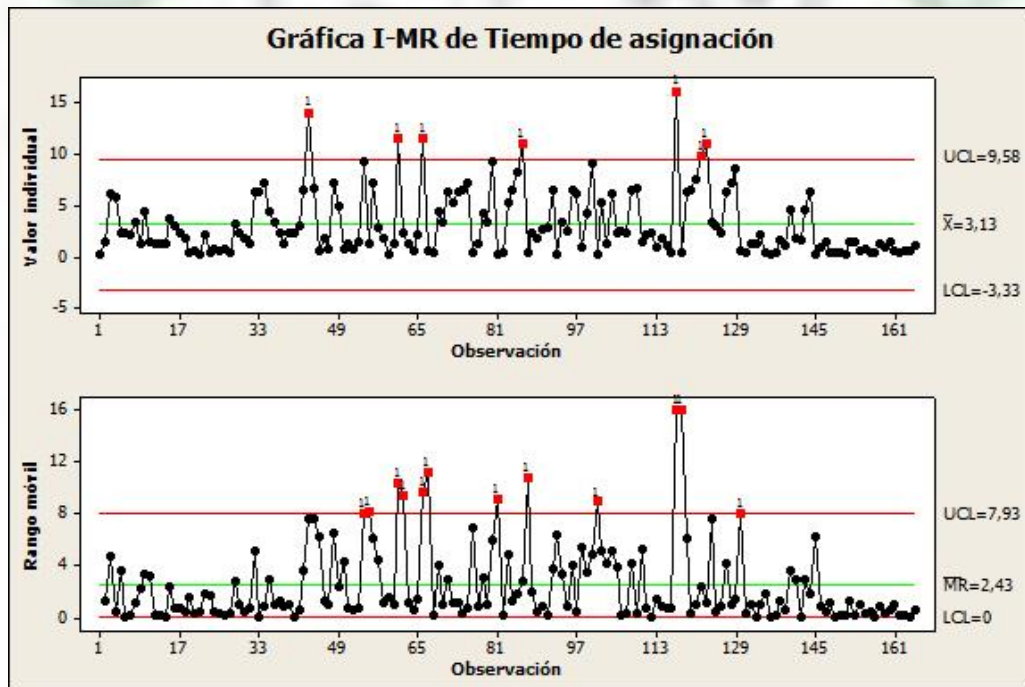
- Identificar los factores a tener en cuenta para el análisis del proceso de asignación de camas.

- Formular el modelo y sus componentes para llevar a cabo el experimento.
- Definir la combinación que produce el menor tiempo en la asignación de la cama.
- Encontrar las combinaciones de factores que tienen mayor aporte a la variación en el tiempo de asignación de la cama.
- Sugerir modificaciones al proceso de acuerdo con los resultados obtenidos.

1.5. JUSTIFICACIÓN

La necesidad de analizar el proceso de asignación de camas hospitalarias en la IPS objeto de estudio se fundamenta en la variación observada en el desempeño de la variable respuesta del proceso (tiempo de asignación de la cama desde la orden de hospitalización), a continuación se muestran gráficas para ilustrar el comportamiento de la variable mencionada.

Ilustración 1. Gráfica IMR de la variable tiempo

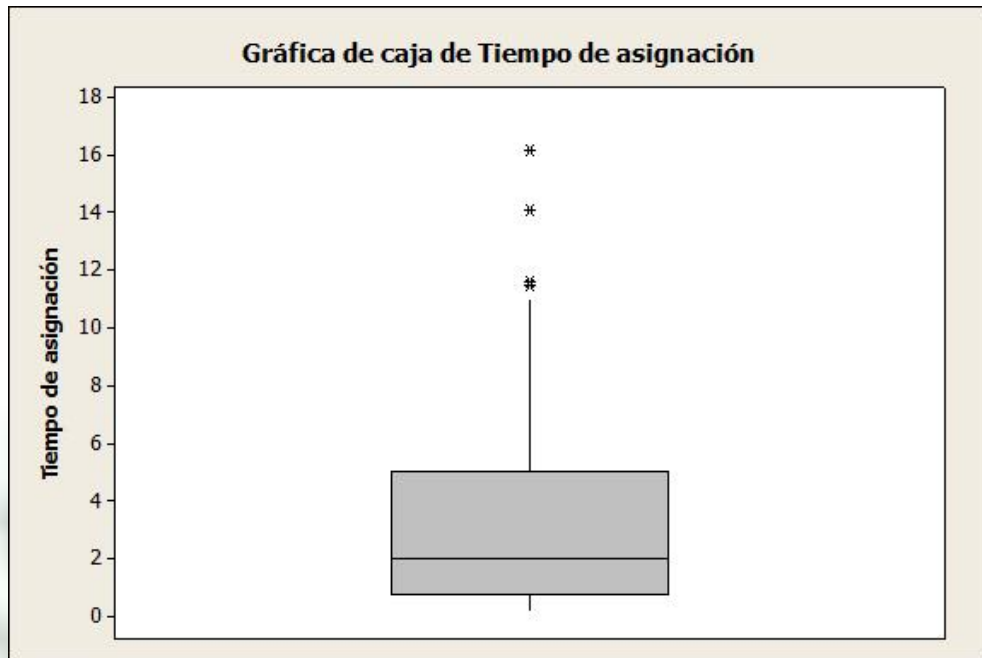


Fuente. Elaborado por el autor.

De acuerdo con Pyzdek (2001) “En el control estadístico de procesos, la media, el rango y la desviación estándar son las estadísticas más utilizadas para analizar datos de mediciones, un gráfico de control se

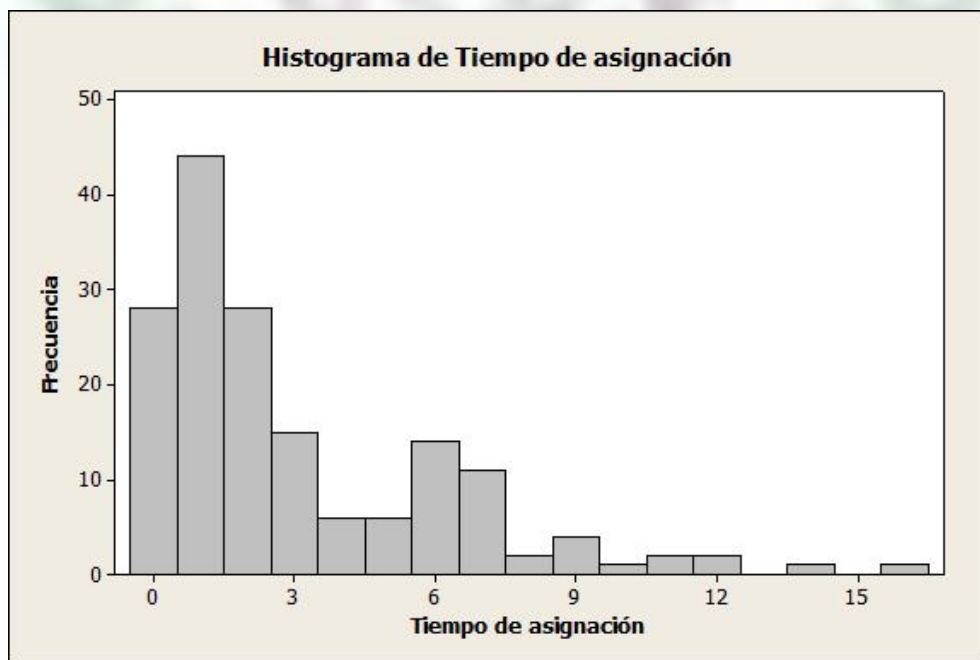
utiliza para monitorear dichas estadísticas, los puntos fuera de control indican causas especiales de variación donde se deben focalizar las investigaciones para reducirlas”.

Ilustración 2. Gráfica de caja de la variable tiempo



Fuente. Elaborado por el autor.

Ilustración 3. Histograma de la variable tiempo



Fuente: Elaborado por el autor.

La variación presente en el proceso de asignación de camas, sugiere la falta de estándares en el mismo, situación que encarece el proceso y hace necesario identificar las causas de variación, detectar tendencias o patrones en la variable respuesta.

El objetivo que se busca con procesos con estos niveles de variación, es reducirla o eliminarla, Walter Shewhart¹ decía que las causas especiales de variación deben ser encontradas y eliminadas. Para ilustrar la dispersión de los datos se presenta un diagrama de caja y un histograma.

1.6. PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN

Partiendo de las necesidades de los servicios de hospitalización en una institución prestadora de salud y los hallazgos referentes al comportamiento de la variable respuesta en la IPS objeto de estudio, se plantea la siguiente pregunta de investigación:

¿Cuáles son las combinaciones de los factores propuestos en el experimento, que tienen influencia en el comportamiento observado de la variable respuesta (*tiempo en horas de asignación de cama hospitalaria*)?

Respondiendo la pregunta de investigación planteada se busca enfocar los esfuerzos de mejoramiento en el proceso, encontrando las fuentes de variación y priorizando los factores que tengan mayor aporte.

2. CAPÍTULO 2

2.1. MARCO DE REFERENCIA

2.1.1. Por qué investigar en las clínicas

El ambiente de las actividades propias de prestar cuidado en una clínica corresponde a una mezcla de todo tipo de procesos y necesidades tanto de los pacientes como de los prestadores del servicio. Las clínicas luchan a diario con el marco normativo, el marco legal, las quejas de pacientes y los errores en la prestación de servicios de salud. De acuerdo con Graban (2009) para ser exitosos, los hospitales / clínicas deben enfocarse en los muchos problemas que pueden ser solucionados, en vez de enfocarse en el entorno de la clínica. se debe tomar acción y mejorar inmediatamente, es por ésto que el estudio de los procesos de las clínicas y la solución de los problemas en los mismos, debe estar basada en datos mas no en suposiciones.

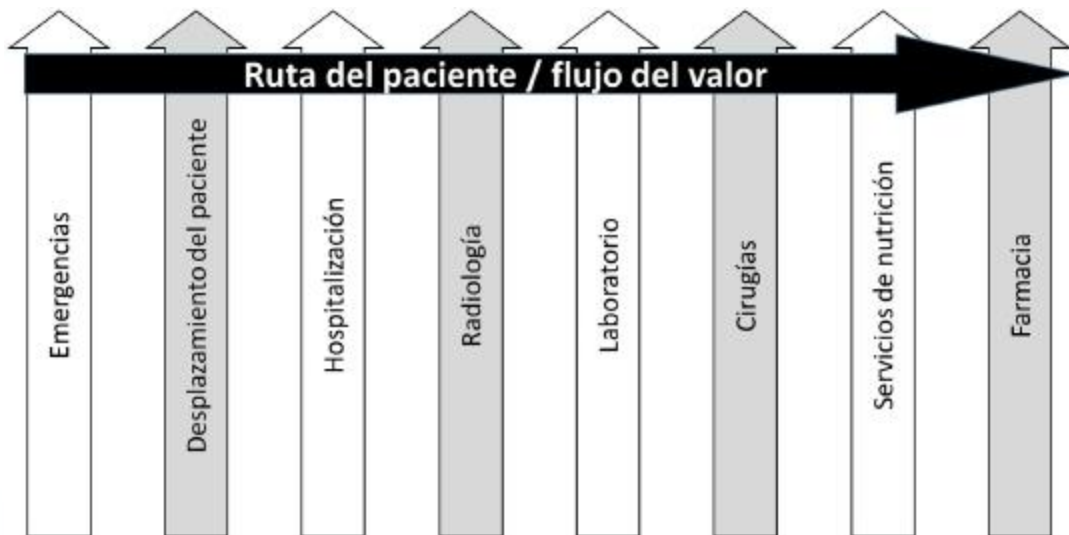
Jimmerson (2014, p 9), realiza un listado acerca del estado ideal de la prestación de servicios de salud:

- Entregar servicios libres de defectos, darle al paciente lo que necesita.
- Atención individual para cada paciente, el cuidado de los pacientes es personalizado.
- Cuidado de la salud por demanda, el cuidado es entregado sólo cuando se solicita en las características que se solicita.
- Respuesta inmediata a los problemas de los pacientes.

2.1.2. La asignación de camas

Graban (2009), explica el flujo del paciente en una clínica a través de la siguiente gráfica:

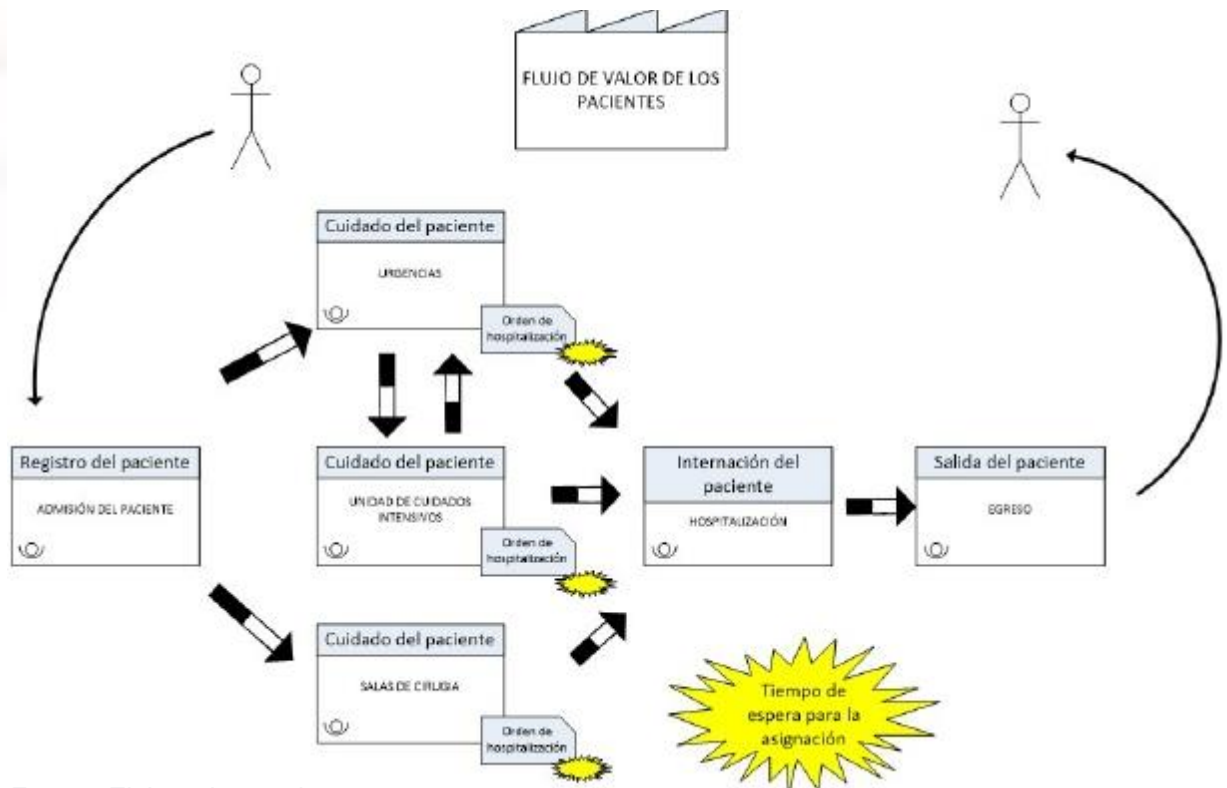
Ilustración 4. Flujo de un paciente a través de una clínica.



Fuente: GRABAN, M.. *Lean hospitals*. 2009, p.47

Para dar una idea al lector acerca de los pasos básicos de asignación de la cama en la institución objeto de estudio se presenta éste diagrama:

Ilustración 5. Caracterización del proceso de asignación de la cama.



Fuente: Elaborado por el autor.

3. CAPÍTULO 3

3.1. MARCO TEÓRICO

3.1.1. Contexto histórico del diseño de experimentos

El origen del diseño de experimentos se puede ubicar espacialmente en el Reino Unido, en la unidad experimental de Rothamsted con el trabajo de John Lawes y Henry Gilbert. Fueron nueve experimentos de largo plazo entre 1846 y 1856 que buscaban investigar el efecto de varios componentes inorgánicos, individualmente y combinados en muchos cultivos agrícolas. Estos son conocidos como los experimentos clásicos y representan los experimentos agrícolas más antiguos en el mundo.

La fundamentación estadística del diseño de experimentos no ocurrió sino hasta la segunda década del siglo XX, de la mano del Biólogo y matemático británico Ronald Fisher, también sucedió en Rothamsted, Fisher estudió uno de los experimentos planteados por Lawes y Gilbert que buscaba comparar los efectos de los fertilizantes inorgánicos con los efectos de los abonos orgánicos, el experimento de Broadbalk. Durante 7 años Fisher se dedicó a resolver y a plantear los tres principios básicos del diseño de experimentos:

- La aleatorización.
- La realización de réplicas.
- La formación de bloques.

De acuerdo con Dean, Morris, Stufken y Bingham (2015) “éstos son los principios que representan el fundamento del diseño experimental y sobre el que se basan los desarrollos posteriores, aseguran la validez de estimar el error experimental, brindan un método de reducir el error experimental y establecen un procedimiento para las pruebas de hipótesis acerca de los efectos de los tratamientos”.

3.1.2. ¿Qué es el diseño de experimentos?

Para acercarse a una definición, a continuación se expondrá que es el diseño de experimentos para varios autores:

- Es “el cambio intencionado de las entradas de un proceso para observar cambios en la salida del proceso” (Barba E, Boix F y Cuatrecasas L, 2000, p 134).

- De acuerdo con Pyzdek (2001) el diseño de experimentos “involucra la variación de dos o más variables simultáneamente y obtener múltiples medidas bajo las mismas condiciones experimentales”. (p 500).
- Según Montgomery (2001), un diseño experimental es una estrategia para variar sistemáticamente los factores controlables de entrada en un proceso y determinar sus efectos en los parámetros de salida del producto. Estadísticamente son invaluable en reducir la variabilidad en las características de calidad y en determinar los niveles de las variables controlables y mejorar el desempeño del proceso.
- Es “la esencia del mejoramiento de procesos y la base del diseño de procesos robustos” (Cano E, Morgueza J, Redchuk A, 2012, p 197).

El enfoque del presente escrito está orientado al uso del diseño de experimentos en el diseño de procesos, por ésta razón se quiere destacar que el proceso experimental ayuda a identificar los factores que son fuentes de variabilidad en las características que garantizan la calidad del proceso; cuando se identifican dichos factores el diseño de experimentos ayuda a determinar los valores que se deben ajustar para que las características logren las especificaciones deseadas.

3.1.3. Conceptos claves en el diseño de experimentos

Uno de los conceptos más importantes en el diseño de experimentos corresponde al error experimental, inherente al método científico. A continuación, se presenta una relación de definiciones clave para el diseño de experimentos:

Tabla 1. Términos clave en el diseño de experimentos.

Concepto	Definición
Variable respuesta	Es una salida la cual es medida o observada.
Factor	Es una variable de entrada.
Nivel	Es el valor específico o ajustado para un factor.
Efecto	Representa el cambio de la variable respuesta.
Repetición	Representa la corrida de varias muestras.
Réplica	Significa la duplicación del experimento con diferentes condiciones.
Aleatorización	Es la manera de manejar la región experimental.

Fuente: Elaborado por el autor.

3.1.4. El proceso de experimentación

La finalidad primordial de cualquier experimento es obtener información, en un diseño de experimentos aplicado a procesos, los datos que se obtengan de los parámetros que afectan un proceso deben estar dados en términos de costo y efectividad de los recursos, por esto Barba E, Boix F y Cuatrecasas L (2000), sugieren la siguiente metodología para experimentar:

Ilustración 6. Etapas del proceso de experimentación



Fuente: Elaborado por el autor.

De acuerdo con Montgomery (2001), el proceso de experimentación sucede en 7 etapas:

- Reconocimiento y declaración del problema.
- Selección de los factores y los niveles.
- Selección de la variable respuesta.
- Elección del diseño experimental.
- Realización del experimento.
- Análisis de los datos.
- Conclusiones y recomendaciones.

Desde el punto de vista del autor, el proceso de experimentación debe seguir el marco lógico del método científico, tener claro que es lo que se quiere hacer, establecer hipótesis, comparar los resultados con lo esperado, analizar los resultados y definir si se debe hacer un nuevo experimento. A continuación, se presentan los tipos de experimentos a considerar para el desarrollo del estudio objeto del presente escrito.

3.1.5. Diseños factoriales

De acuerdo con Montgomery (2004), el diseño factorial representa que en cada ensayo o réplica del experimento se investigan todas las posibles

combinaciones de los niveles de los factores. Retomando el concepto del efecto de los factores, toma importancia el efecto principal que corresponde a los factores de interés primario para el experimento.

Las maneras de modelar las observaciones de un experimento factorial se presentan a continuación:

- El modelo de los efectos.

$$y_{ijk} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij} + \varepsilon_{ijk} \begin{cases} i = 1, 2, \dots, a \\ j = 1, 2, \dots, b \\ k = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

Donde:

- μ Es el efecto promedio global
- τ_i Es el efecto del i-ésimo nivel del primer factor en los renglones
- β_j Es el efecto del j-ésimo nivel del segundo factor en las columnas
- $(\tau\beta)_{ij}$ Es el efecto de la interacción entre τ_i y β_j
- ε_{ijk} Representa el componente del error experimental

- El modelo de las medias.

$$y_{ijk} = \mu_{ij} + \varepsilon_{ijk} \begin{cases} i = 1, 2, \dots, a \\ j = 1, 2, \dots, b \\ k = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

Dónde la media de la celda ij-ésima es

$$\mu_{ij} = \mu + \tau_i + \beta_j + (\tau\beta)_{ij}$$

Según Montgomery (2004, p 177) lo que se busca con los diseños factoriales se puede resumir a probar hipótesis acerca de la igualdad de los efectos de los tratamientos de los renglones:

$$H_0 : \tau_1 = \tau_2 = \dots = \tau_a = 0$$

$$H_a : \text{al menos una } \tau_i \neq 0$$

La igualdad de los efectos de los tratamientos de las columnas:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_b = 0$$

$$H_a : \text{al menos una } \beta_i \neq 0$$

La interacción entre los tratamientos de los renglones y las columnas:

$$H_0 : (\tau\beta)_{ij} = 0 \text{ para todas las } i, j$$

$$H_0 : \text{al menos una } (\tau\beta)_{ij} \neq 0$$

La prueba de las hipótesis mencionadas se realiza mediante un análisis de varianza de dos factores, dado que el presente escrito no busca profundizar en la teoría del diseño experimental, se recomienda al lector escudrinar en los fundamentos matemáticos en las referencias citadas, especialmente en Montgomery(2004, p 174) y Dean, Morris, Stufken y Bingham (2015, p 280).

3.1.6. Diseño factorial por bloques

Para comprender el diseño por bloques se debe comprender primero el concepto de factor perturbador, Montgomery (2004, p 126) lo define como “un factor del diseño que probablemente tenga un efecto sobre la respuesta, pero sobre el que no se tiene interés”, para mitigar el efecto de los factores perturbadores en los experimentos se usa la aleatorización. Cuando se conocen y se controlan las fuentes de variabilidad se usa una técnica de diseño que ayuda a eliminar su efecto en las comparaciones estadísticas entre los tratamientos, la formación de bloques. Kuehl (2001, p 263) define el diseño por bloques como “un medio para reducir y controlar la varianza del error experimental con el fin de lograr mayor precisión”. Usar bloques clasifica las unidades experimentales en grupos con condiciones similares, de acuerdo con Kubiak y Benbow (2009, p 299) el bloqueo se refiere al método de incluir una colección de unidades experimentales homogéneas, en un experimento para ampliar la aplicabilidad de las conclusiones y minimizar el impacto de las causas asignables.

La forma de modelar estadísticamente las observaciones de un experimento por bloques se presenta a continuación:

$$y_{ij} = \mu_{ij} + \tau_i + \beta_j + \varepsilon_{ij} \begin{cases} i = 1, 2, \dots, a \\ j = 1, 2, \dots, b \end{cases}$$

Donde:

y_{ij} Es la observación en el i ésimo tratamiento para el j ésimo bloque.

- μ Es el efecto promedio general.
- τ_i Es el efecto del i ésimo tratamiento.
- β_j Es el efecto del j ésimo bloque.
- ε_{ij} Representa el componente del error experimental.

Las pruebas de hipótesis para un experimento por bloques son las siguientes:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_a = 0$$

$$H_a: \text{al menos una pareja } (i, j) \mu_i \neq \mu_j$$

Ó

$$H_0: \tau_1 = \tau_2 = \dots = \tau_a = 0$$

$$H_a: \text{al menos una } \tau_i \neq 0$$

De la misma manera en la que se destacó paginas arriba, éste escrito no busca ser una guía teórica del diseño experimental por bloques, para profundizar en el contenido conceptual se recomienda consultar Goos, Jones (2011, p 135).

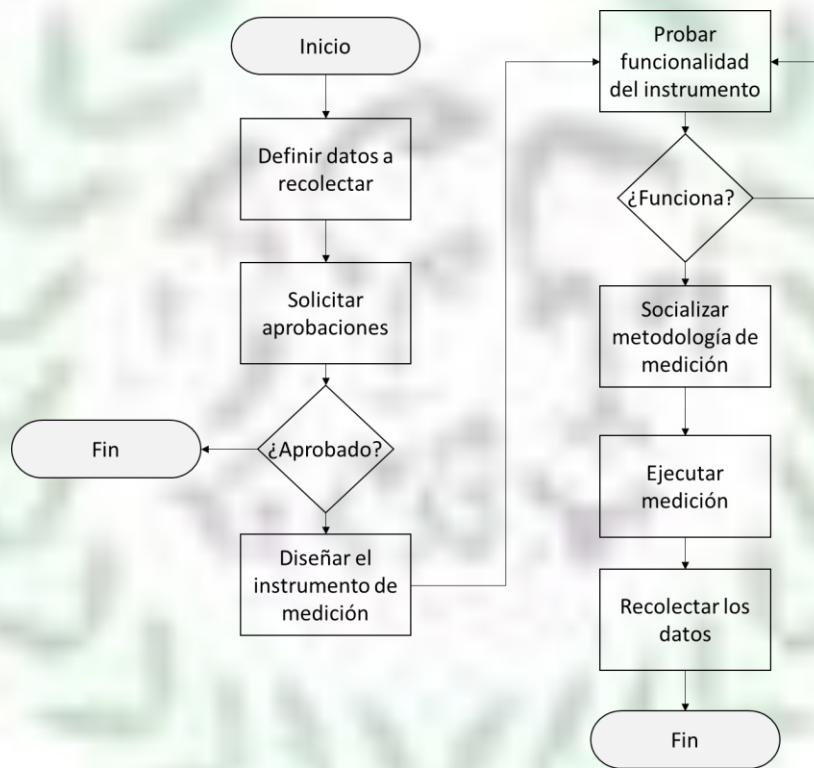
4. CAPITULO 4

4.1. MARCO METODOLÓGICO

4.1.1. Obtención de los datos

El proceso de recolección de datos para el análisis del problema de la asignación de camas hospitalarias se resume en el siguiente diagrama de flujo.

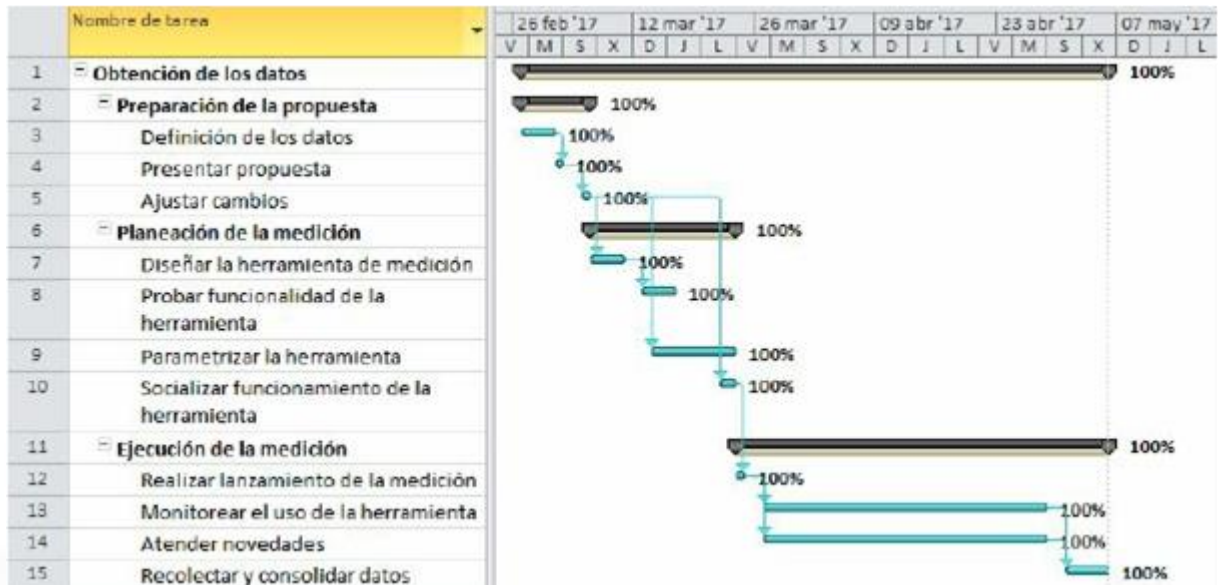
Ilustración 7. Diagrama de flujo para la obtención de los datos



Fuente: Elaborado por el autor.

La manera de llevar a cabo las actividades del diagrama de flujo arriba, se describen en el siguiente diagrama de Gantt, vale la pena destacar que la herramienta de medición de los tiempos de asignación de cama en la IPS objeto de estudio fue aplicada a 9 colaboradores de la institución (6 colaboradores administrativos, 3 colaboradores asistenciales):

Ilustración 8. Cronograma ejecutado para la obtención de los datos



Fuente: Elaborado por el autor.

La consecución de los datos estuvo sujeta a las siguientes condiciones por parte de la institución prestadora de salud donde se lleva a cabo el estudio:

- No se usarán nombres ni números de identificación de los pacientes que eventualmente sean medidos.
- No se usarán nombres ni números de identificación del personal asistencial y/o administrativo de la clínica.
- No se usarán nombres, números de identificación ni Nits de los pagadores, proveedores y clientes cuya información sea usada eventualmente en el desarrollo del trabajo.
- las bases de datos utilizadas para la realización del estudio serán extraídas del sistema de información corporativo.
- Los resultados obtenidos del escrito serán notificados a la dirección de la clínica, para evaluar la pertinencia de su implementación.

4.1.2. Método de selección de los bloques

Los pagadores del sistema de salud en Colombia son responsables de asegurar la cobertura de los servicios de salud para los pacientes y representan la descentralización del sistema de salud colombiano. Cada pagador requiere trámites especiales que reflejan la atención que recibe el paciente en la institución prestadora de salud, por lo tanto, la inclusión

del pagador asociado al paciente surge como una necesidad de estudio para encontrar y cuantificar los impactos reales en el proceso de asignación de camas hospitalarias. Con la intención de encontrar un agrupamiento y de ésta manera conformar los bloques para hacer el experimento para los pagadores con condiciones similares se plantea el uso del análisis clúster, propio de los métodos multivariados.

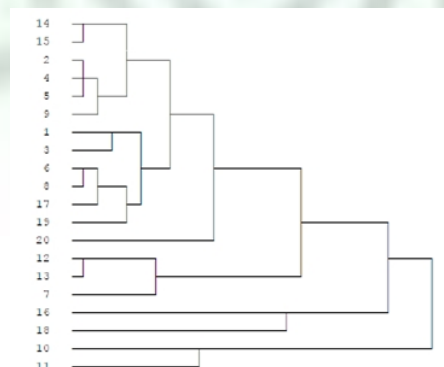
4.1.3. Análisis clúster

Es una técnica estadística cuyo objetivo es realizar el agrupamiento de observaciones para obtener los grupos, los grupos obtenidos se basan en la idea de distancia o similitud entre las observaciones, por lo que los individuos en el interior de cada grupo tienen máxima homogeneidad interna. los métodos de agrupación más usados se presentan a continuación:

- Métodos jerárquicos aglomerativos. Analiza los objetos individualmente para agrupar en primera instancia los individuos similares, luego formar subgrupos y luego formar un único clúster.
- Métodos jerárquicos divididos. Inicia con el análisis del grupo completo y realiza las divisiones de acuerdo con la distancia existente entre las observaciones del grupo .
- Método de las k-medias. Asigna a cada observación el clúster que esta mas próximo al centroide (media).

Una forma fácil de visualizar el resultado de un análisis clúster, es a través del dendograma, que es gráfico que representa la proximidad entre los grupos y permite visualizar todo el proceso de agrupamiento.

Ilustración 9. Diagrama de árbol- dendograma



Fuente: Elaborado por el autor.

4.1.4. Elección de los factores

Los factores a considerar para llevar a cabo el experimento objeto del presente escrito son los siguientes:

- Género del paciente. Surge como una restricción para la asignación de la cama, dado que no es posible mezclar pacientes de diferente género en una habitación bipersonal. Los géneros mostrados en el diseño experimental son: Hombre Mujer.
- Origen del paciente. Como se explicó líneas arriba los servicios de hospitalización se pueden ver como la última fase de la atención de un paciente (cuidado), ti ne interés ver cómo se comporta la variable respuesta en función del servicio de atención primaria que recibió el paciente. Los Orígenes mostrados son: Unidad de cuidados intensivos UCI, Urgencias y Cirugia.
- Condición de aislamiento. Corresponde al criterio médico, acorde con la condición del paciente que exige aislamiento del mismo, en el experimento se muestra como SI - NO los niveles de éste factor.

4.1.5. El problema de asignación de camas hospitalarias

4.1.5.1. Problema

Se realiza una medición para evaluar el efecto del origen, el género y la condición de aislamiento de los pacientes; en el tiempo de asignación de camas hospitalarias en una IPS de la región de la sabana de Bogotá. Los bloques corresponden a los pagadores del sistema de salud, que fueron analizados y agrupados de acuerdo a un análisis clúster.

4.1.5.2. Supuestos

Existe relación entre los factores planteados para asignar la cama

4.1.5.3. Pruebas a realizar

Se realizará la tabla de ANOVA para revisar la interacción entre los factores

Ho : $p \text{ valor} > \alpha = 0,05$, no existe relación entre los factores

Ha : $p \text{ valor} < \alpha = 0,05$, existe relación entre los factores

De acuerdo con George, Rowlands, Price y Maxey (2005, p 195), el análisis de los residuales es una forma de evaluar que tan adecuado es el modelo, los residuales son el mejor estimador del error.

- Validación de supuestos - normalidad de los residuales

Evaluado con nivel de significancia $\alpha = 0,05$ Prueba de Kolmogorov.

Ho : p valor $< \alpha$, no se puede suponer normalidad en los residuales.

Ha : p valor $> \alpha$, se puede suponer normalidad con los residuales.

- Validación de supuestos - homogeneidad de varianzas de los residuales

Evaluado con nivel de significancia $\alpha = 0,05$ Prueba de Levene.

Ho : p valor $< \alpha$, existe suficiente evidencia estadística para decir que las varianzas en los factores no son iguales.

Ha : p valor $> \alpha$, existe suficiente evidencia estadística para decir que las varianzas en los factores son iguales.

4.1.6. Instrumentos para el desarrollo del trabajo

Las herramientas a usar en el desarrollo del estudio objeto del presente escrito son las siguientes:

Microsoft Excel, para el ordenamiento de los datos y tablas.

Minitab15®, para el procesamiento estadístico de los datos obtenidos.

R Studio, para el procesamiento estadístico de los datos obtenidos.

Microsoft Visio, para la generación de imágenes y gráficas.

5. CAPÍTULO 5

5.1. ANÁLISIS Y RESULTADOS

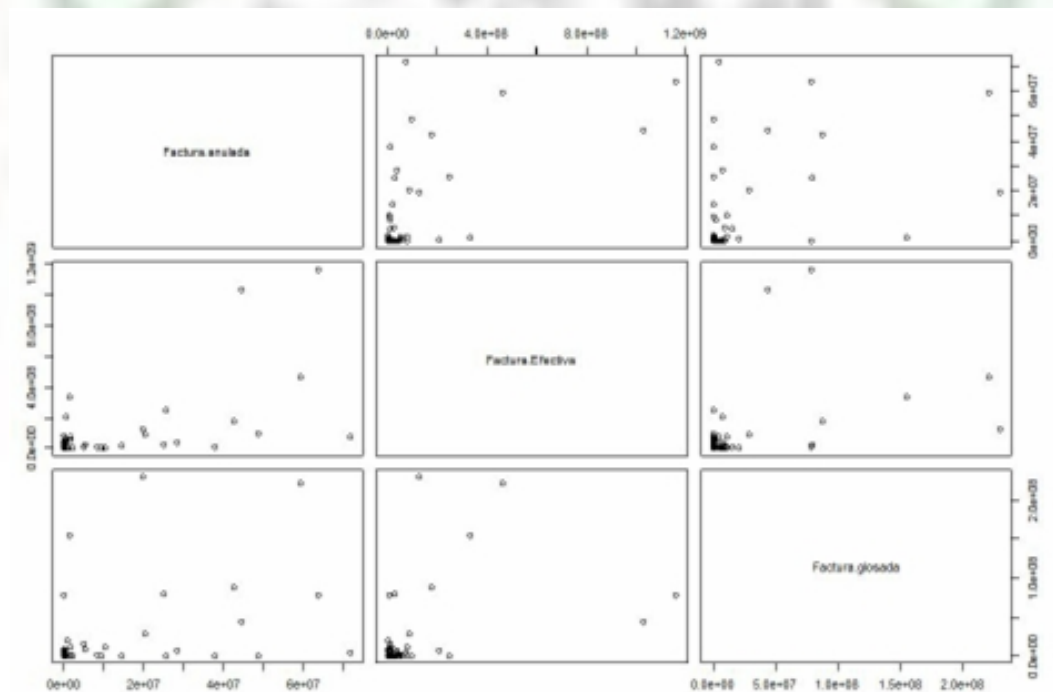
5.1.1. Previo al planteamiento del problema

Como se mencionó en el capítulo 4, la definición de los bloques para la formulación del experimento se realizó con un análisis clúster, los datos analizados corresponden a los pagadores y valores en dinero pagados a la clínica, se tuvieron en cuenta tres aspectos

- Total de dinero facturado por la clínica al pagador.
- Total de dinero anulado por el pagador a la clínica.
- Total de dinero en disputa entre el pagador a la clínica.

Los resultados obtenidos de los datos correspondientes al dinero facturado por la IPS son los siguientes:

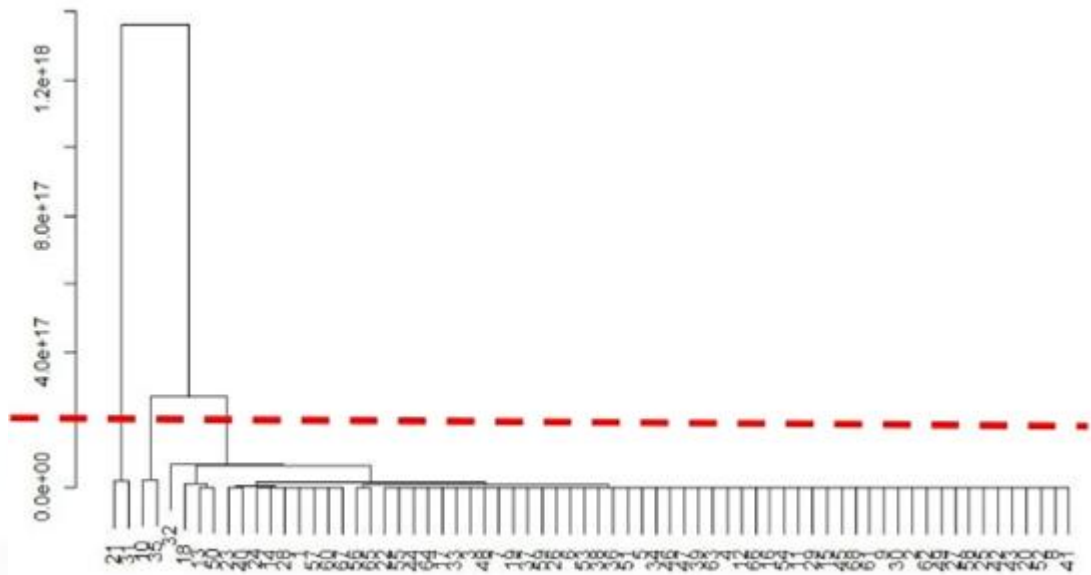
Ilustración 10. Gráfica de dispersión de las variables.



Fuente: Elaborado por el autor.

El análisis se realiza usando los paquetes *foreign* y *cluster*, el resultado del análisis clúster se resume en el siguiente dendograma:

Ilustración 11. Dendograma de agrupación de los pagadores.



Fuente: Elaborado por el autor.

De acuerdo con los resultados del análisis clúster se agrupan los pagadores de la siguiente manera:

- Bloque 1: Pagadores 21 y 31.
- Bloque 2: Pagadores 10 y 35.
- Bloque 3: Resto de los pagadores.

Teniendo en cuenta que no existe una norma fija para escoger el número de grupos, se escogen tres bloques de acuerdo con conceptos recibidos por colaboradores administrativos de la IPS. (Jefes dirección financiera, comunicación personal, 19 de abril de 2017).

5.1.2. Planteamiento del problema

Se realiza una medición para evaluar el efecto del origen, el género y la condición de aislamiento de los pacientes; en el tiempo de asignación de camas hospitalarias en una IPS de la región de la sabana de Bogotá, los datos son los siguientes:

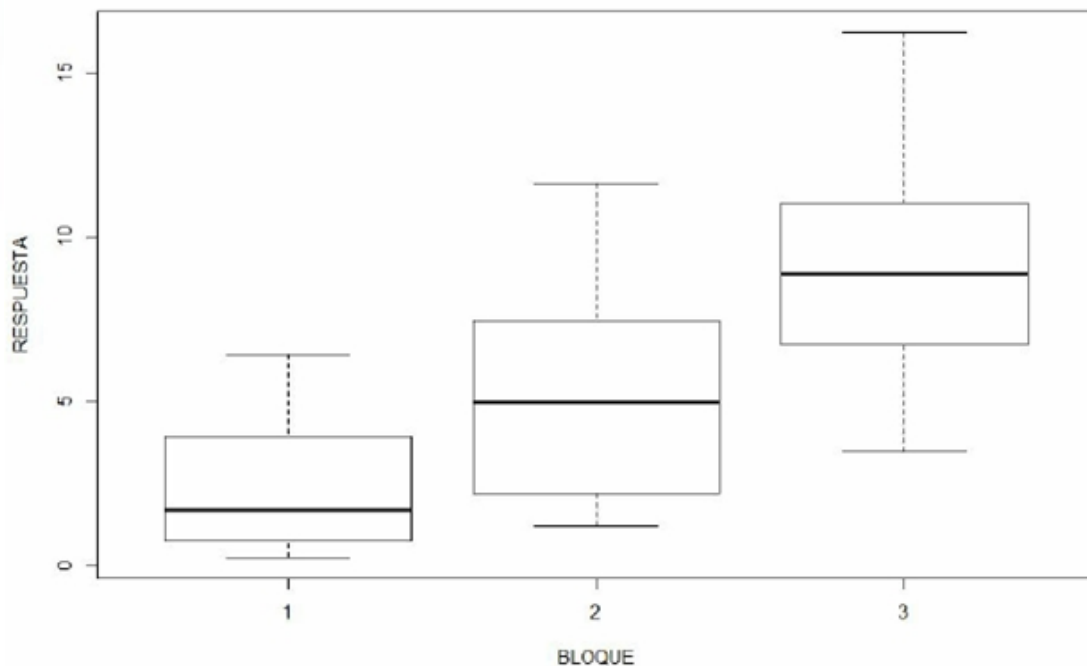
Tabla 2. Tiempo de asignación de cama hospitalaria para 36 pacientes (horas:minutos:segundos).

BLOQUE 1						
	URGENCIAS		UCI		CIRUGIA	
	Aislado	No Aislado	Aislado	No Aislado	Aislado	No Aislado
HOMBRE	0:55:32	0:27:21	6:16:10	0:14:17	6:41:21	1:11:54
MUJER	0:33:34	0:15:28	9:17:05	1:17:01	3:22:47	2:03:50
BLOQUE 2						
	URGENCIAS		UCI		CIRUGIA	
	Aislado	No Aislado	Aislado	No Aislado	Aislado	No Aislado
HOMBRE	8:38:26	2:38:45	6:14:18	4:35:51	9:21:06	3:27:19
MUJER	7:17:13	1:29:49	9:51:51	4:28:13	11:32:18	6:26:42
BLOQUE 3						
	URGENCIAS		UCI		CIRUGIA	
	Aislado	No Aislado	Aislado	No Aislado	Aislado	No Aislado
HOMBRE	5:20:19	6:12:38	14:07:13	9:06:25	6:21:11	3:39:33
MUJER	5:51:45	3:27:10	11:01:44	11:38:19	16:12:41	7:12:48

Fuente: Elaborado por el autor.

Un primer análisis que vale la pena ver tiene que ver con la variación de los datos explicada por los bloques:

Ilustración 12. Gráfico de cajas de los bloques del modelo



Fuente: Elaborado por el autor.

Se busca encontrar el efecto de los factores en el modelo, por lo que se realiza la prueba de ANOVA. Los resultados obtenidos usando el paquete estadístico Minitab ® es el siguiente:

Tabla 3. Análisis de varianza para el tiempo de asignación

Fuente	GL	SC sec.	SC ajust.	MC ajust.	F	P
<i>Bloque</i>	2	254,084	254,084	127,042	59,15	0,000
<i>Genero</i>	1	3,442	3,442	3,442	1,6	0,219
<i>Origen</i>	2	102,643	102,643	51,322	23,9	0,000
<i>Condición de aislamiento</i>	1	97,174	97,174	97,174	45,24	0,000
<i>Genero*Origen</i>	2	44,121	44,121	22,061	10,27	0,001
<i>Genero*Condición de aislamiento</i>	1	0,004	0,004	0,004	0	0,967
<i>Origen*Condición de aislamiento</i>	2	33,691	33,691	16,845	7,84	0,003
<i>Genero*Origen*Condición de aislamiento</i>	2	4,477	4,477	2,238	1,04	0,369
<i>Error</i>	22	47,25	47,25	2,148		
<i>Total</i>	35	586,885				

S = 1,46552 R-cuad. = 91,95% R-cuad. (ajustado) = 87,19%

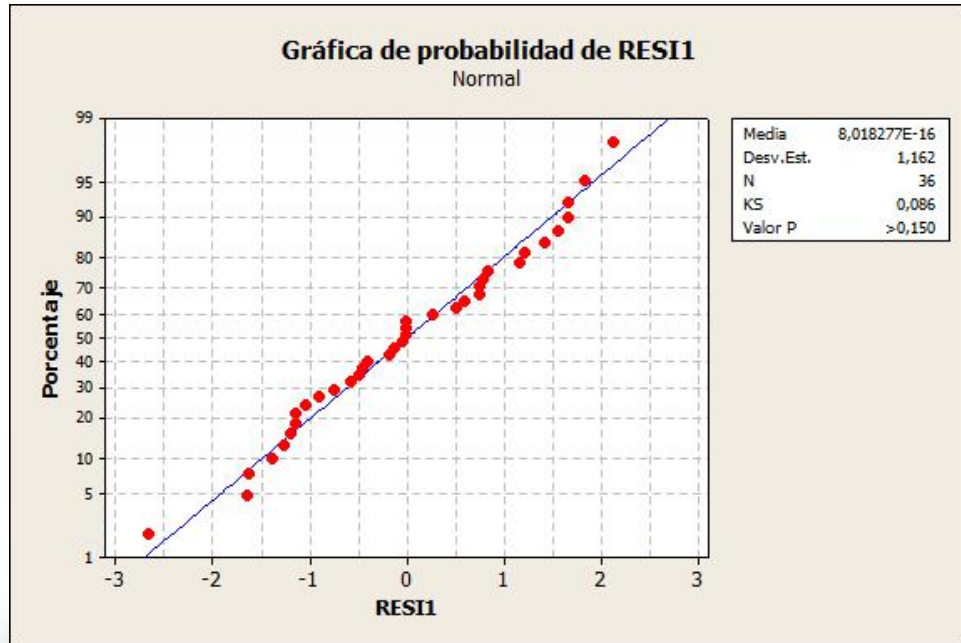
Fuente: Elaborado por el autor.

Realizada la prueba ANOVA, se puede evidenciar que el efecto de los factores en la variable respuesta no es significativo con un p - valor de 0,369 para la interacción de los factores: Género, origen y condición de aislamiento.

De la misma manera se realizan las pruebas de supuestos con los residuales, notando que el modelo cumple con las dos pruebas, de acuerdo con lo planteado en el capítulo 4:

- Validación de supuestos - normalidad de los residuales

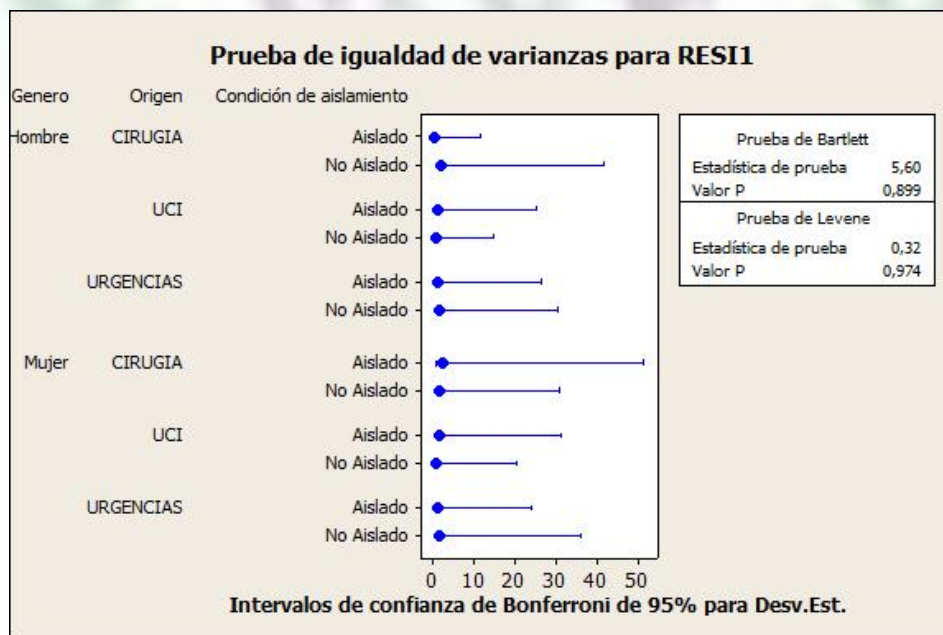
Ilustración 13. Prueba de normalidad para los residuales.



Fuente: Elaborado por el autor.

- Validación de supuestos - homogeneidad de varianzas de los residuales

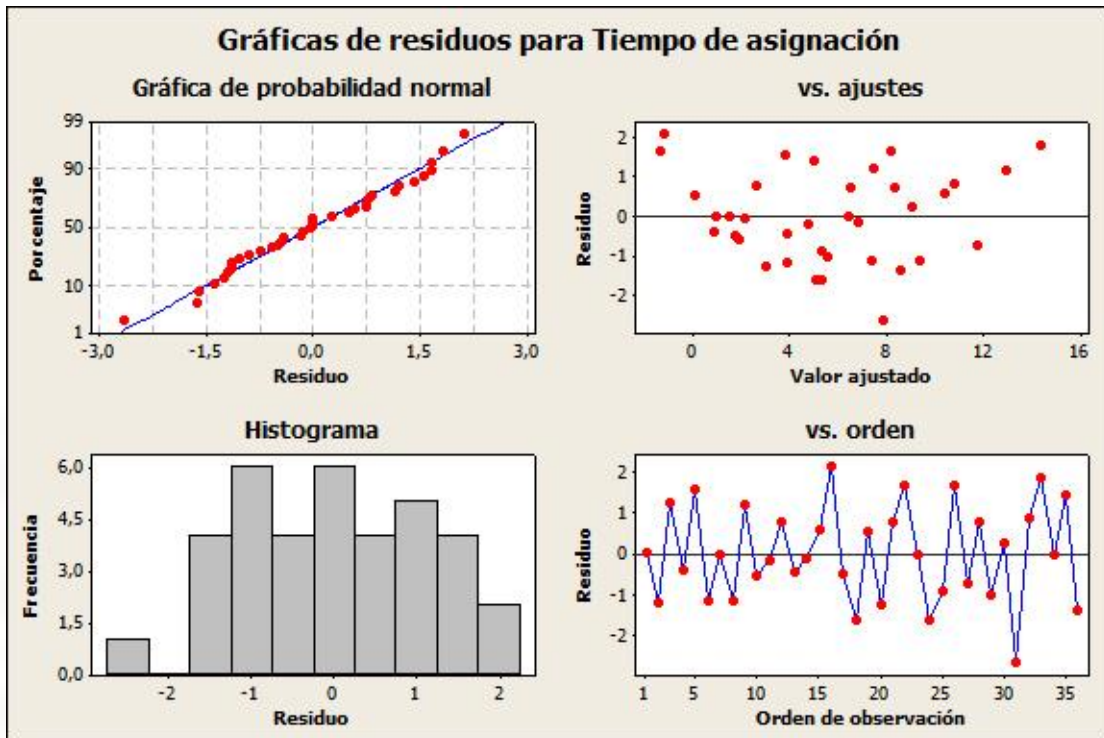
Ilustración 14. Prueba de igualdad de varianzas para los residuales.



Fuente: Elaborado por el autor.

De la misma manera se incluyen las gráficas de los residuales, en las cuales se pueden observar su distribución y la no existencia de tendencias entre ellos.

Ilustración 15. Gráficas de los residuales



Fuente: Elaborado por el autor.

Analizados con detalle los resultados de la tabla ANOVA, y entendiendo el contexto del problema, se tiene lo siguiente:

- El bloqueo realizado para el experimento SI tiene influencia para el modelo.
- El factor origen SI tiene influencia en el tiempo de asignación de la cama.
- El factor género NO tiene influencia en el tiempo de asignación de la cama.
- El factor condición de aislamiento SI tiene influencia en el tiempo de asignación de la cama.
- La interacción de los factores origen y género SI tiene influencia en el tiempo de asignación de la cama.
- La interacción de los factores origen y condición de aislamiento SI tiene influencia en el tiempo de asignación de la cama.

- La interacción de los factores género y condición de aislamiento NO tiene influencia en el tiempo de asignación de la cama.
- La interacción de los factores género, origen y condición NO tiene influencia en el tiempo de asignación de la cama.

Entendiendo el contexto de los resultados, se observa una redundancia en el modelo original planteado, de acuerdo con entrevista personal realizada con un doctor inmerso en el proceso, la condición de aislamiento incluye el género del paciente: “En el momento que se realiza la orden de hospitalización y se marca al paciente como aislado, se contempla el sexo del paciente además de las condiciones infecciosas que tiene asociadas el diagnóstico”. (J. Bogoya, comunicación personal, 24 de mayo de 2017).

El concepto del médico entrevistado es totalmente concordante con los resultados obtenidos del ANOVA, al ver que el factor género, por sí sólo, no tiene influencia en el tiempo de asignación de la cama p – valor = 0, 219, de la misma manera que la interacción de los factores género y condición con p – valor = 0, 967. Fundamentado en esto se plantea un modelo teniendo en cuenta los bloques y los factores en los que se encontró influencia sobre la variable repuesta.

5.1.3. Re-planteamiento del problema

Organizados los datos con el criterio anteriormente explicado se tiene lo siguiente:

Tabla 4. Tiempo de asignación de cama hospitalaria para 36 pacientes (horas:minutos:segundos).

	BLOQUE 1					
	URGENCIAS		UCI		CIRUGIA	
<i>Aislado</i>	0:55:32	0:33:34	6:26:32	4:22:38	3:27:10	5:13:28
<i>No Aislado</i>	0:27:21	0:15:28	1:17:01	3:22:47	0:54:03	2:03:50
	BLOQUE 2					
	URGENCIAS		UCI		CIRUGIA	
<i>Aislado</i>	2:38:45	1:41:56	8:13:24	9:51:51	6:41:21	11:38:19
<i>No Aislado</i>	5:20:19	1:29:49	4:35:51	4:28:13	1:11:54	6:26:42
	BLOQUE 3					
	URGENCIAS		UCI		CIRUGIA	
<i>Aislado</i>	8:38:26	7:17:13	14:07:13	11:01:44	10:59:48	16:12:41
<i>No Aislado</i>	6:12:38	3:27:19	9:06:25	9:21:06	3:39:33	7:12:48

Realizada la prueba ANOVA para los datos presentados se obtienen los siguientes resultados:

Tabla 5. Análisis de varianza para el tiempo de asignación

Fuente	GL	SC sec.	SC ajust.	MC ajust.	F	P
<i>Bloque</i>	2	254,084	254,084	127,042	35,82	0,000
<i>Origen</i>	2	102,643	102,643	51,322	14,47	0,000
<i>Condición de aislamiento</i>	1	97,174	97,174	97,174	27,4	0,000
<i>Origen*Condición de aislamiento</i>	2	33,691	33,691	16,845	4,75	0,017
<i>Error</i>	28	99,294	99,294	3,546		
<i>Total</i>	35	586,885				

S = 1,88313 R-cuad. = 83,08% R-cuad.(ajustado) = 78,85%

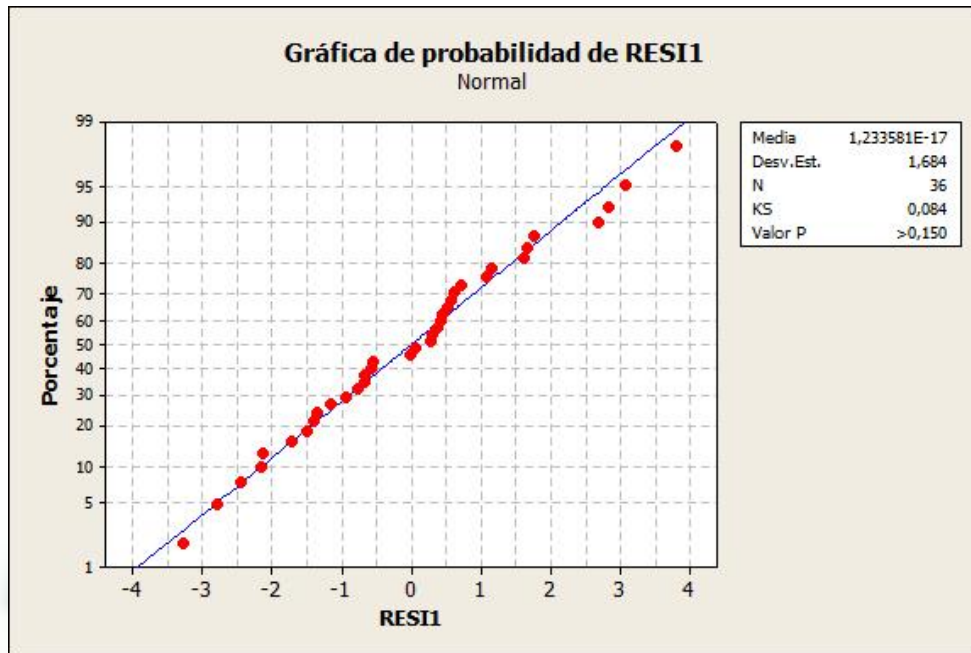
Fuente: Elaborado por el autor.

Con las condiciones del experimento replanteadas, se puede observar la influencia de los factores en la variable respuesta, se puede aprobar la H_a : $p\text{-valor} < \alpha = 0,05$, existe relación entre los factores.

De la misma manera se realizan las pruebas de supuestos con los residuales, notando que el modelo cumple con las dos pruebas, de acuerdo con lo planteado en el capítulo 4:

➤ Validación de supuestos - normalidad de los residuales:

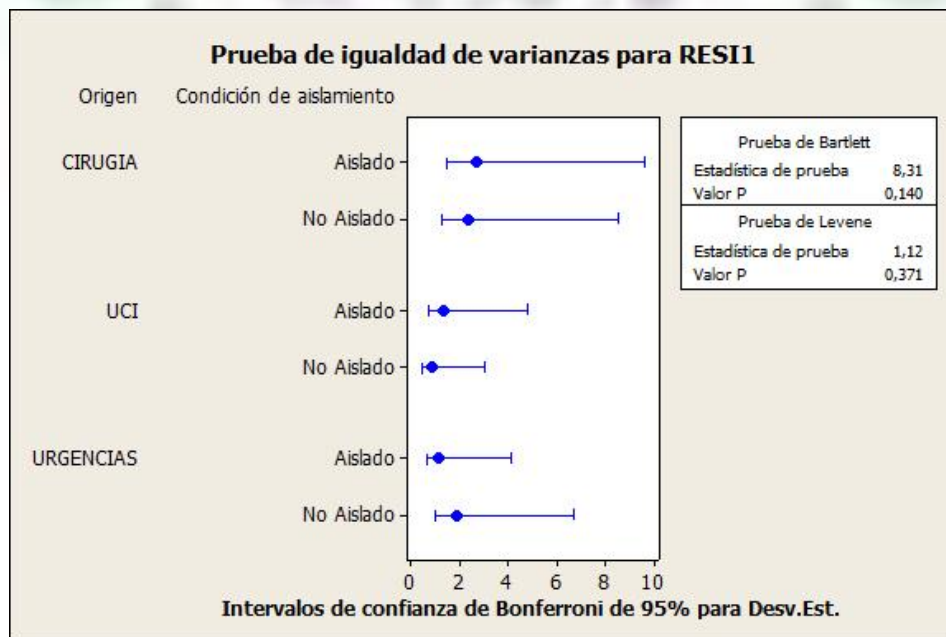
Ilustración 16. Prueba de normalidad para los residuales.



Fuente: Elaborado por el autor.

➤ Validación de supuestos - homogeneidad de varianzas de los residuales:

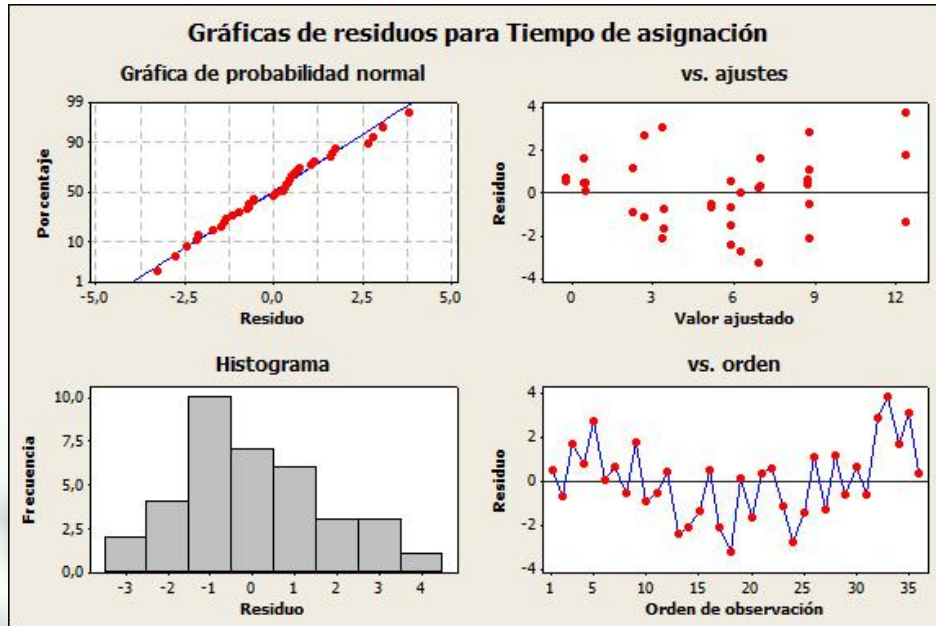
Ilustración 17. Prueba de igualdad de varianzas para los residuales.



Fuente: Elaborado por el autor.

Igual que se planteó en el problema original, se presentan las gráficas de los residuales, no se encuentran tendencias ni comportamientos que sugieran anomalía de los mismos.

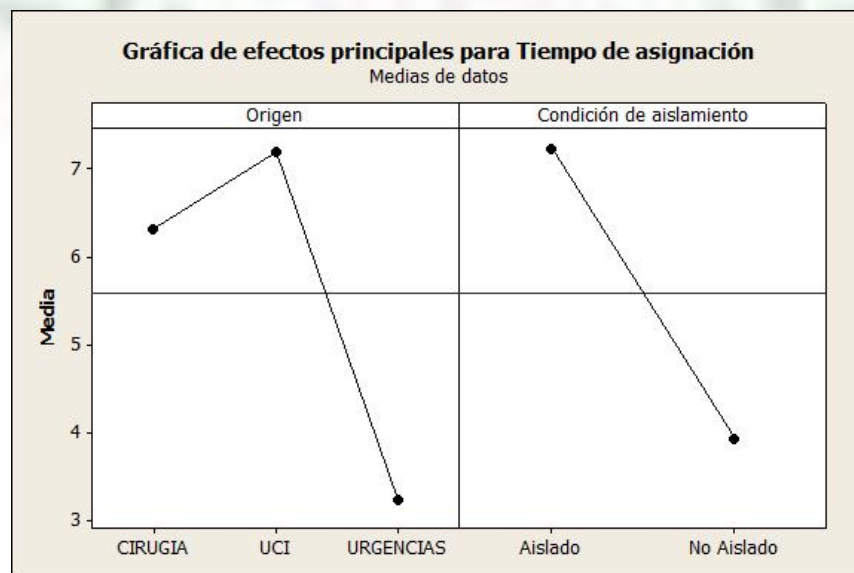
Ilustración 18. Gráficas de los residuales



Fuente: Elaborado por el autor.

A continuación, se presentan las gráficas de efectos principales e interacción del modelo planteado:

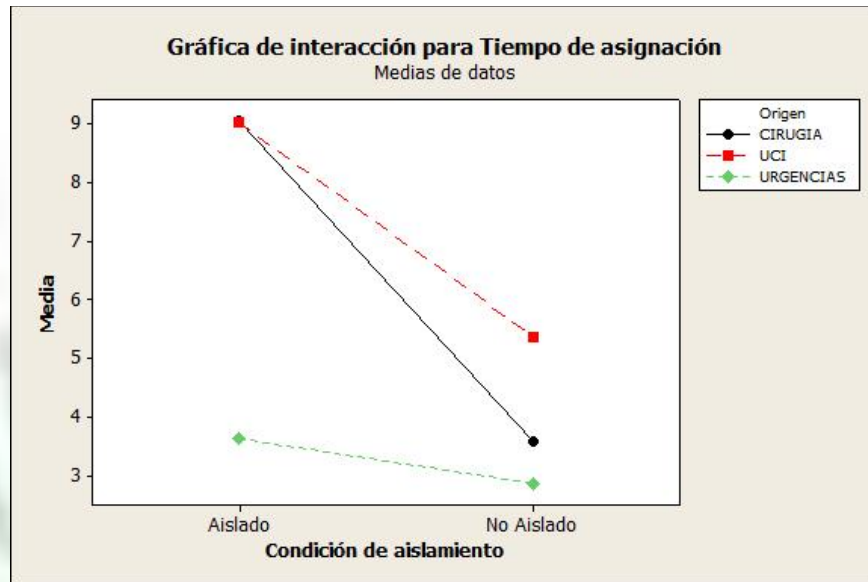
Ilustración 19. Efectos principales para la variable respuesta.



Fuente: Elaborado por el autor.

Individualmente, es la unidad de cuidados intensivos la que ocasiona el mayor valor para el tiempo de asignación de la cama, de la misma manera que la condición de aislamiento es crucial para la variable respuesta.

Ilustración 20. Interacción de los factores para la variable respuesta.



Fuente: Elaborado por el autor.

Observando el comportamiento de la interacción de los efectos se puede ver que los mayores tiempos están ocasionados por las combinaciones Aislado-Uci y Aislado-cirugía.

De la misma manera, llama la atención la corta brecha entre la condición de aislamiento para el caso de los pacientes que llegan por urgencias.

6. CAPÍTULO 6

6.1. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1.1. Conclusiones

- Se identifican los factores Origen y Condición de aislamiento como los factores de influencia en el modelo planteado para analizar el proceso de asignación de camas hospitalarias.
- La combinación de los factores que produce el menor tiempo de asignación de la cama está entre los niveles Urgencias y No aislado de los factores.
- La combinación de factores que tiene mayor aporte en el tiempo de asignación de cama hospitalaria corresponde a los niveles aislado y Cirugía y aislado y UCI.
- La condición de aislamiento tiene influencia en la variación observada de la variable respuesta.
- Existe evidencia estadística para decir que los factores Origen y Condición de aislamiento, explican el comportamiento del tiempo de asignación de la cama hospitalaria en la IPS objeto de estudio.

6.1.2. Recomendaciones

La institución prestadora de salud objeto de estudio debe intervenir de manera prioritaria su proceso de asignación de camas para las cirugías, ya que éste es uno de los mayores causantes de variación, además, en la mayoría de los casos las cirugías son un momento de la atención que es previamente planeado; lo que sugiere que existe una desconexión entre el proceso de planeación de la cirugía y el cuidado posterior que el paciente debe recibir.

Se recomienda a la clínica tener en cuenta el clúster presentado en el capítulo 5 para alinear sus procesos administrativos de remisión de pacientes conforme con los grupos obtenidos como resultado.

Vale la pena revisar las condiciones del proceso de hospitalización para aceptar pacientes no aislados que llegan de la unidad de cuidados intensivos, el tiempo es superior a los otros dos orígenes por una diferencia notable.



REFERENCIAS

- Allen, T. (2010). Introduction to Engineering Statistics and Lean Sigma (2.a ed.). Londres.: Springer.
- Barba, E., Boix, F., y Cuatrecasas, L. (2000). Seis sigma una iniciativa de calidad total (1.a ed.). Barcelona.: Ediciones Gestión 2000.
- Bass, I (2007). Six sigma statistics with Excel and Minitab (1.a ed). New York.: Mc Graw Hill.
- Brassard, M., Finn, L., Ginn, D., Ritter, D. (2005). El impulsor de la memoria™ II Seis Sigma (1.a ed). Salem,,: GOAL/QPC.
- Cano, E., Morgueza, J., y Redchuk, A. (2012). Six sigma with r statistical engineering for process improvement (1.a ed.). New York.: Springer.
- Dean, A., Morris, M., Stufken, J., y Bingham, D. (2015). Handbook of design and analysis of experiments (1.a ed.). New York.: CRC Press, Taylor / Francis Group.
- George, M., Rowlands, D., Price, M., y Maxey. (2005). The lean six sigma pocket toolbox (1.a ed.). New York.: Mc Graw Hill.
- Goos, P., y Jones, B. (20119). Optimal design of experiments (1.a ed.). New Delhi.: John Wiley Sons.
- Graban, M. (2009). Lean hospitals (1.a ed.). New York.: CRC Press, Taylor / Francis Group.
- Jimmerson, C. (2010). Value stream mapping for healthcare made easy (1.a ed.). New York.: CRC Press, Taylor / Francis Group.
- Kubiak, T., y Benbow, D. (2009). The certified six sigma blackbelt handbook (2.a ed.). Milwaukee.: ASQ Quality Press.
- Kuehl, R. (2001). Diseño de experimentos principios estadísticos de Diseño y análisis de investigación (2.a ed.). Mexico DF.: Thomson Learning.
- Montgomery, D. (2001). Introduction to statistical quality control (4.a ed.). New York.: John Wiley Sons.
- Montgomery, D. (2004). Diseño y análisis de experimentos (2.a ed.). Mexico DF.: Limusa Wiley.